第 20 卷第 4 期　　西安文理学院学报(自然科学版)　　Vol. 20　No. 4
2017 年 7 月　　Journal of Xi'an University (Natural Science Edition)　　Jul. 2017

文章编号:1008-5564(2017)04-0051-04

粒子群优化算法的改进及其应用研究

徐　林
(阳泉师范高等专科学校 数学系,山西 阳泉 045000)

摘　要:目前粒子群优化算法的研究热点主要集中于粒子群优化算法的开发以及粒子群算法的实际应用.基于传统的粒子群模型,给出了粒子群基本的函数表达式;调整了粒子群体早熟收敛和自适应程度,优化了惯性权重的自适应混沌粒子群算法,得到了新的 acPOS 算法;运用 acPOS 算法求取了平均最优适应值和最优适应值,验证了新算法的可靠性.

关键词:粒子群优化算法;改进;acPOS 算法;自适应度

中图分类号:TP301.6　　**文献标志码**:A

Research on Improvement and Application of the Particle Swarm Optimization Algorithm

XU Lin
(Departments of Mathematics, Yangquan Teachers College, Yangquan 045000, China)

Abstract: At present, the research focus of particle swarm optimization algorithm is mainly focused on the development of particle swarm optimization algorithm and the practical application of particle swarm optimization algorithm. Firstly, based on the traditional particle swarm model, the basic function expression of particle swarm is given. Secondly, the premature convergence and self-adaption degree of particle swarm are adjusted, an adaptive chaos particle swarm optimization algorithm with inertia weight is optimized, and a new acPOS algorithm is obtained. Finally, the acPOS algorithm is used to find the optimal fitness value and the optimal fitness value, and the reliability of the new algorithm is verified.

Key words: the particle swarm optimization algorithm; improvement; the AcPOS algorithm; self-adaption degree

粒子群算法是受到早起对鸟类群体的研究启发而生,并融合了生物群体模型,经过近年来学者不断的优化以及推广,迅速在电力、TSP、神经网络、交通路线优化等领域普及.目前对粒子群算法的研究主要集中于对算法的优化以及对算法的实际运用效果研究.随着收敛因子、惯性权重的引进,学者重新定义 PSO 算法,平衡了算法全局搜索以及局部搜索能力.本文基于前人的研究,调整惯性权重的取值,提出了自适应混沌粒子群优化算法.[1]

收稿日期:2017-01-05
作者简介:徐　林(1982—),女,山西寿阳人,阳泉师范高等专科学校数学系讲师,硕士,主要从事概率统计研究.

1 传统粒子群算法

粒子群算法(PSO)是一种基于群体物种或者粒子研究的随机优化方法. 在PSO的系统中,每一个近似解都可以近似的理解为M维空间的连接节点,通常该节点被称为“粒子”,每一个粒子都相对应一个自适应函数. 每一个粒子在空间中飞翔的状态是通过飞翔速度来决定的,而飞翔的速度又与粒子自身的飞翔经验与群体的飞翔经验有关,只要不断的更新飞翔经验,就可以不断影响飞翔速度. 在每一代粒子群体中,粒子会不断的跟踪两个极值,一个是粒子自身的最优解$\boldsymbol{p}$best,另一个是整个群体的最优位置$\boldsymbol{g}$best[2]. 则可以表示为:

设搜索的空间为M维度,粒子群体的总数为n,则第i个粒子的位置向量为$\boldsymbol{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{im})$,飞翔速度向量为$\boldsymbol{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{im})$. 第$i$个粒子的最优位置向量为$\boldsymbol{p}\mathrm{best}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{im})$,整个群体的最优位置向量为$\boldsymbol{g}\mathrm{best}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{im})$. 因此每一个粒子的改变速度公式可以表示为:

$$V_{im}^{t+1} = V_{im}^{t} + C_1 r_{1id}^{t}(p_{im}^{t} - X_{im}^{t}) + C_2 r_{2id}^{t}(p_{gm}^{t} - X_{im}^{t})$$

$$X_{im}^{t+1} = X_{im}^{t} + V_{im}^{t}$$

式中:m表示维度,范围是$m = 1,2,\cdots,M$;i表示粒子,范围是$i = 1,2,\cdots,N$;V_{im}^{t}表示第i个粒子在迭代到m维度时的速度;r_1和r_2表示加速因子,范围是$[0,1]$;C_1表示粒子飞翔自身的最优位置速度;C_2表示调节最优位置的全局最优速度.

通常情况下,为了使模型的变更速度过大,会设定V为$V_{\max}$.

2 自适应混沌粒子群优化算法

上述的传统PSO算法容易陷入局部最优,难达到全局最优的效果,也就是出现了早熟收敛的情况,目前解决该问题的方法主要集中于参数惯性权重ω的改进. ω大有利于全局搜索,加快了搜索速度,但是较难得到一个精确解;ω小有利于局部搜索,能得到一个精确解,但是收敛速度非常缓慢. 本文结合粒子群的现有优化算法,提出了通过调整粒子群体早熟收敛和自适应程度,进而优化惯性权重的自适应混沌粒子群优化算法.

2.1 粒子群体早熟收敛判断

本文引用文献[3]的指标来评价粒子群体早熟程度,进而降低了粒子群体的趋同性和整体收敛速度.

在算法中,全局的最优解总是优于个体在当前环境中的适应度. 设粒子群体的总量为N,如果应用E_{avg}表示粒子在当前适应度的平均值,则:

$$E_{avg} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} E_i \tag{1}$$

式中:E_i表示第i个粒子在迭代中的自适应值.

设粒子自身最优的适应值是E_g,对适应值E_i中优于E_g的适应值求取平均值得到E_{avg}^{*},并设定

$$\eta = |E_g - E_{avg}^{*}| \tag{2}$$

则可以通过式(2)进行粒子早熟程度的评价,当式(2)的值越小,则表示粒子的早熟程度越高.

2.2 自适应策略调整

在执行PSO算法的时候,如果搜索陷入了局部极值,则会表现为粒子停止不动的情况. 如果遇到这种情况,应该调整早熟程度,微调惯性权重.

为了更好的判读自适应程度的界定,本文不仅使用了粒子的早熟收敛程度,并且根据每个粒子个体的适应值不同,将整个粒子群体划分为3个群体,分别进行自适应程度操作,加大了粒子群体的多样性,有效的保证了粒子群体惯性权重的多样性. 使用惯性权重较小的粒子个体进行局部的搜索,寻找最优解,不但能加快收敛速度,还能得到精确解;使用惯性权重较大的粒子个体进行全局搜索,寻找最优解,使粒子群容易跳出局部搜索,避免早熟性收敛. 通过上述的分配,不同惯性权重的粒子各司其职,局部寻优和全局寻优共同进行,不仅保证了全局收敛还保证了收敛速度.

调整方法如下:

(1) E_i 的适应度优于 E_{avg}^*

此条件下的粒子是整个粒子群体中最优的粒子个体,只需要让粒子继续飞翔,适当的减低速度即可,则惯性权重可以表示为

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \left| \frac{E_i - E_i^*}{E_g - E_i^*} \right| \tag{3}$$

式中:$\omega_{\max}$ 表示 ω 的最大值;$\omega_{\min}$ 表示 ω 的最小值.

该方式选择的特点主要是自适应度越靠近自适应程度最优解,则惯性权重 ω 越小,增强了局部寻优.

(2) E_i 介于 E_{avg} 和 E_{avg}^* 之间

此条件下的粒子是粒子群体中的常规性粒子,如果个体粒子的惯性权重按照余弦函数规律变化,则搜索初期,ω 应该设定较大值,提高搜索效率;搜索后期,ω 应该设定较小值,提高搜索进度. 则本条件下的惯性权重可以表示为

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{1 + \cos \frac{t-1}{S_{\max}-1}\pi}{2} \tag{4}$$

式中:t 表示迭代的次数;$S_{\max}$ 表示最大迭代步数.

(3) E_i 的适应度低于 E_{avg}

此条件下的粒子是整个粒子群体中适应度较差的粒子,而对于此部分的粒子惯性权重的调整方法为

$$\omega = 1.5 - \frac{1}{1 + k_1 \cdot \exp(-k_1 \cdot \eta)} \tag{5}$$

如果算法停止,并且粒子分布比较分散,是由于 η 较大造成,这种情况下,需要用式(5) 的值减小惯性权重 ω,增强局部寻优;如果算法停止,并且粒子分布比较集中,是由于 η 较小造成,需要用式(5) 的值增大惯性权重 ω,使个体粒子拥有较强的搜索强度,跳出局部寻优.

式中,k_1 如果选取较大,则 ω 上限越大. 那么取值时,k_1 应该取大于 1 的常数. 本文设定的 $k_1 = 1.5$.

2.3 acPSO 实现步骤

Step1:设定初值. 最大迭代次数以及自适应程度误差阈值.

Step2:初始化粒子的位置以及速度.

Step2.1:随机生成一个 M 维度 0 ~ 1 之间的分量向量集 $\boldsymbol{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \cdots, X_{iM})$,则可得到 N 个向量 $\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \cdots, \boldsymbol{x}_N$.

Step2.2:将 $\boldsymbol{X}_i$ 的各个子群体设定相应的变量取值范围.

Step2.3:计算粒子群体的适应程度值,选取 N 个初始群体中的 M 个最优解作为初始值,生成了 M 个初始速度.

Step3:如果粒子个体的适应度优于个体的极值 **p**best,则设定 **p**best 为最新的位置.

Step4:如果粒子个体的适应度优于全体的极值 **g**best,则设定 **g**best 为最新的位置.

Step5:对最优的个体位置 **g**best $= (p_{g1}, p_{g2}, \cdots, p_{gm})$ 进行混沌优化,得到

$$P_g^{(m)} = (P_{g1}^{(m)}, P_{g2}^{(m)}, \cdots, P_{gM}^{(m)}) \quad (m = 1,2,\cdots)$$

通过计算混沌变量的每一个数值解 $P_i^{(m)} (m = 1,2,\cdots)$,得到每一个粒子的适应值和性能最优的数值解 P^*.

Step6:循环 Step1 ~ Step5,不断更新最新位置.

Step7:使用 P^* 替代每一个粒子的个体位置.

Step8:判断算法的终止条件是否满足,如果满足则跳出循环,执行步骤 Step10,否则执行步骤 Step9.

Step9:根据式(3)(4)(5)求取不同条件下的惯性权重,将值赋给Step3.

Step10:如果计算结果满足终止条件,则终止程序搜索,输出粒子位置的最优解.

3 数值仿真

检测本文的自适应混沌粒子最优化算法,我们对其进行了最优值计算,计算过程如下.

选取以下常规性函数[4]:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{M} x_i^2$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{M} (100\,(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2)$$

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^{M} (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$$

$$f_4(x) = \frac{1}{4\,000}\sum_{i=1}^{M} x_i^2 - \prod_{i=1}^{M}\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$$

函数的具体情况,详见文献[4].

在试验中,设定迭代空间的维度为32,迭代次数为52次,求取最优平均适应值和最优适应值,如表1所示.

表1 acPSOa算法的结果

函数	平均最优适应值	最优适应值
f_1	$6.13e^{-5}$	$3.4e^{-7}$
f_2	$4.28e^{-3}$	$1.75e^{-2}$
f_3	$8.26e^{-4}$	$5.76e^{-3}$
f_4	$5.82e^{-8}$	$4.53e^{-8}$

由表1可以看出,acPSO算法运用较快的收敛速度,不但能够搜寻局部最优解,而且能搜索全局最优解.最主要的是避免了粒子早熟收敛情况.

4 结语

本文主要是结合粒子群的现有优化算法,提出了通过调整粒子群体早熟收敛和自适应程度,进而优化惯性权重的自适应混沌粒子群优化算法.并分别讨论了粒子在3种群体环境中的惯性权重求解方法,并且给出了acPSO的编程思路,最后通过实验进行了验证,得到本文算法可行的结论.

[参 考 文 献]

[1] 胡旺,李志蜀.一种更简化而高效的粒子群优化算法[J].软件学报,2007,18(4):21-25.

[2] 李兵,蒋慰孙.混沌优化方法及其应用[J].控制理论与应用,2012(4):613-615.

[3] 吴浩扬,朱长纯,常炳国,等.基于种群过早收敛程度定量分析的改进自适应遗传算法[J].西安交通大学学报,1999,33(11):27-30.

[4] SHI Y H, EBERHART R C. A modified swarm optimizer[C]//Proc. Of IEEE international conference of evolutionary computation. anchorage, Alaska: IEEE Press, 1998:69-73.

[责任编辑 王新奇]